

Clasificación multicriterio. Aproximación desde el estudio de redes neuronales

Carlos Javier Hernández González

Departamento de Métodos Matemáticos y Computación, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Oriente
cjavier@eco.uo.edu.cu

RESUMEN

Un sistema de control de inventario eficiente no trata por igual todos los renglones en existencia. De ahí una cuestión: ¿cómo clasificar los productos en inventario con un impacto efectivo y eficiente en la administración empresarial? Se ha generalizado, en la práctica, diferenciar la gestión de inventario con dependencia de las características de los artículos que lo componen y, en la literatura revisada, recomendar el método de clasificación ABC, a partir de una variable o parámetro base cuantitativo. Este artículo presenta y aplica, en una organización cubana de construcciones y reparaciones navales, un enfoque alternativo sustentado en el análisis de redes neuronales para clasificar los productos en existencia y servir de soporte a una gestión de aprovisionamiento eficiente y orientada al cliente. El estudio revela la pertinencia teórica y la factibilidad práctica del método empleado para la toma de decisiones en la gestión de los inventarios.

Palabras clave: *clasificación multicriterio, gestión de inventarios, redes neuronales.*

ABSTRACT

An efficient inventory control system does not treat all items in stock in the same way, but applies methods of control and analysis corresponding to the relative economic importance of each product. This gives rise to a question: "How do we classify products in stock with an effective and efficient impact on business management?" It is becoming general practice to differentiate stock management with dependence on the characteristics of articles in which it is composed, and in literature reviewed, a recommendation for ABC methods of classification based on a quantitative variable or parameter. This paper presents and applies, into a Cuban shipyard, an alternative approach based on the neural networks analysis, in order to classify products in stock, and to support efficient, customer-oriented supply management. The study reveals the theoretical relevance and the practical feasibility of the method considered regarding decision-making process.

Keywords: *Multi-Criterion Classification, Inventory Management, Neural Networks.*

INTRODUCCIÓN

Un eficiente sistema de control de inventario no tratará por igual a todos los renglones, sino que aplicará métodos de control y análisis en correspondencia con la importancia económica relativa de cada producto. Es generalizada la tendencia de diferenciar la gestión de inventario en dependencia de las características de los artículos que lo componen. La misma generalización presenta la literatura revisada sobre la recomendación de aplicar como método de clasificación el método ABC a partir del empleo de una variable o parámetro base cuantificable.

El objetivo de este artículo es desarrollar un método que, a partir de un enfoque multicriterio, permita clasificar los productos en inventario; para así establecer estrategias diferenciadas que posibiliten la gestión de aprovisionamiento eficiente y orientada a los clientes.

El presente trabajo muestra la importancia de la gestión de inventarios dentro de la logística empresarial y la necesidad del control selectivo a partir de la clasificación de los productos disponibles en el almacén. Del mismo modo, expone el fundamento metodológico del método propuesto y los resultados de su aplicación.

El estudio no tiene la intención de reemplazar otros métodos desarrollados sobre esta temática, sino estimular e invitar a continuar su aplicación en la práctica administrativa.

El trabajo recoge en una primera sección los principios básicos de la gestión del inventario, así como los de sus métodos de clasificación, con especial referencia a la clasificación multicriterio. Una segunda sección está dedicada a presentar las características básicas de las RNA (Redes Neuronales Artificiales) y a su posible aplicación en el campo económico. Por último, se recoge la aplicación de las RNA al análisis y clasificación de una muestra de renglones del almacén central de la empresa “Astilleros de Oriente” y se concluye con una síntesis a modo de conclusiones alcanzadas y los resultados obtenidos

Clasificación multicriterio como herramienta para la gestión de inventarios

En los últimos años, el mundo ha sufrido cambios, especialmente en lo que respecta a las prácticas de los negocios: el cliente se ha convertido en fuente de información estratégica sobre la calidad del producto y del servicio en lugar de ser únicamente el objetivo de las campañas publicitarias de empresas productivas y de servicios.

En consecuencia, las formas clásicas de dirigir las organizaciones basadas en el análisis y la optimización de cada una de sus áreas funcionales van perdiendo vigencia a favor de enfoques de dirección sistémicos, que abogan por conseguir el funcionamiento del sistema suficientemente satisfactorio para cada una de sus partes. El control total de la calidad, la dirección por objetivos, el mercadeo y la logística constituyen, bajo formas y campos diferentes, métodos de gestión inspirados en un enfoque integrador y sistémico.

En particular, la logística aborda el estudio del conjunto de actividades que se desarrollan sobre los flujos materiales, informativos, financieros y de retorno desde el origen hasta el destino con visión sistémica e integrada, con el objetivo de brindar a los clientes internos o externos de la organización servicio de calidad en el momento oportuno, con un mínimo de gastos.

Para Christopher (1994), Prida y Gutiérrez (1996), Levy (1997), Gómez y Acevedo (2000), el valor añadido que incorpora la logística en cada eslabón del sistema logístico constituye un arma competitiva importante. Tal es el caso de la excelencia en el servicio de entrega, el liderazgo en la diferenciación del producto, la gestión con mínimo de costo o el servicio logístico al cliente sobre la base de la eficiente gestión de los inventarios.

La gestión de inventarios se deriva de la importancia que tienen las existencias para la empresa y, por lo tanto, la necesidad de administrarlas y controlarlas. Su objetivo consiste fundamentalmente en mantener un nivel de inventario que permita, a mínimo de costo, un máximo de servicio a los clientes.

La consideración del inventario como inmovilización financiera lo convierte —a juicio de diversos autores— en el segundo valor económico en el activo de la empresa. Al respecto, Weston y Copeland (1996) plantean la rotación del inventario tan rápidamente como sea posible como una de las estrategias básicas en el manejo del efectivo, a fin de evitar el agotamiento de las existencias, lo que puede interrumpir del proceso de producción o servicios. Ante esta situación, es importante clasificar los artículos objeto de suministro para diferenciar las estrategias que se van a seguir con cada grupo de artículos, para evitar costos excesivos de ruptura y de mantenimiento de inventarios, y mejorar la satisfacción del cliente.

Autores más recientes como Cakir y Canbolat (2008) refieren un sistema de clasificación del inventario basado en el proceso analítico de jerarquía, herramienta normalmente usada para la toma de decisiones multicriterio. La propuesta integra los conceptos de la lógica borrosa con los datos del inventario real para proponer un sistema de apoyo de decisión que ayuda a clasificar el inventario en condiciones de incertidumbre.

Es criterio del autor que, si bien es cierto que estas propuestas representan importante avance en las investigaciones científicas dirigidas a perfeccionar el proceso de toma de decisiones, aún no se han convertido en herramientas de trabajo operativas y su aplicación continúa siendo un reto para la administración en las pequeñas empresas productivas y de servicios. Es por esta razón que el presente trabajo propone una herramienta alternativa para la mejora sistémica del proceso de toma de decisiones, basada en un método de análisis capaz de identificar categorías y relaciones más allá de los planteamientos más sencillos de carácter lineal y/o bidimensional. Las redes, en este caso, aportan la novedad de mantener toda la riqueza informativa de la muestra y la consideración simultánea de un mayor número de dimensiones.

Método ABC para la clasificación de los inventarios

El análisis ABC, denominado también “curva 80-20”, se fundamenta en el aporte del economista Wilfredo Pareto, tras un estudio de la distribución de los ingresos. El observó que un gran porcentaje de los ingresos estaba concentrado en las manos de un pequeño porcentaje de la población. Este principio se conoció como la Ley de Pareto y establece que hay unos pocos valores críticos y muchos insignificantes. Los recursos deben de concentrarse en los valores críticos y no en los insignificantes.

En 1951, el estadounidense H. Ford Dickie, basándose en el principio de Pareto y en sus propias experiencias prácticas, presentó un método de clasificación que respondía al planteamiento de que en cualquier inventario, una pequeña fracción determinada en términos de elementos, representa una fracción mayoritaria en términos de efectos. Desde el punto de vista de la efectividad económica, este planteamiento fundamenta la necesidad de clasificar el inventario y de llevar a cabo un control selectivo.

Al aplicarse el método se obtiene una curva que representa la distribución estadística del efecto de los renglones considerados. En esta curva quedan definidas tres zonas, cuyos límites están determinados por los rangos que se le asignen. Las características de cada zona son las siguientes:

Zona A. Agrupa del 10% al 20% del total de los renglones y representa del 60% al 80% del efecto económico total. Estos renglones se clasifican como A y son los más importantes para la empresa según el parámetro base considerado.

Zona B. Agrupa del 20% al 30% del total de los renglones y representa del 20% al 30% del efecto económico total. Estos renglones son clasificados como B y tienen una importancia media para la empresa.

Zona C. Agrupa del 50% al 70% del total de los renglones y representa del 5% al 15% del efecto económico total. Estos renglones se clasifican como C y son los de menor importancia para la empresa según el parámetro base considerado.

Enfoque multicriterio en la aplicación del método ABC

Autores como Larrañeta, Onieva y Lozano (1998); Liberman, Helper y Demeester (1999); Heizer y Render (2001), y Companys y Corominas (2003), refieren conceptos básicos de la gestión de inventarios asociados a la cantidad de material que se va a pedir, a la política (estrategia o sistema) por seguir y a la determinación de plazos y determinación de costos. Estos no han sufrido variaciones significativas, a pesar del tiempo transcurrido entre las diferentes publicaciones analizadas. Se destacan como tendencias actuales el uso de sistemas del tipo Materials Requirement Planning (MRP) y Kanban, este último considerado un subsistema dentro del enfoque de organización justo-a-tiempo.

Del mismo modo, señalan la dificultad que presenta la gestión de inventario en algunas empresas: por un lado, el número de artículos implicados es muy elevado; por el otro, su naturaleza, claramente diversa: desde la materia prima hasta los productos acabados. Este hecho aconseja la clasificación de los artículos para realizar una gestión de inventarios de una forma diferenciada, prestando atención a criterios distintos que refieren un enfoque multicriterio (Ramanathan, 2006).

Entre esos criterios se destacan: valor del consumo, importancia del artículo, precio, movimiento del artículo, dificultad en el aprovisionamiento y estabilidad de la demanda a lo largo del tiempo, entre otros.

De modo general, en la literatura especializada el análisis multicriterio se apoya en diferentes métodos: optimización lineal, análisis matricial, análisis jerárquico, árboles de decisiones y las reglas heurísticas.

Redes neuronales artificiales

Las Redes Neuronales están formadas por un conjunto de neuronas artificiales interconectadas. Las neuronas de la red se encuentran distribuidas en diferentes capas de neuronas, de manera que las neuronas de una capa están conectadas con las neuronas de la capa siguiente, a las que pueden enviar información.

La arquitectura más usada en la actualidad de una red neuronal (como la presentada en la figura 1) consistiría en:

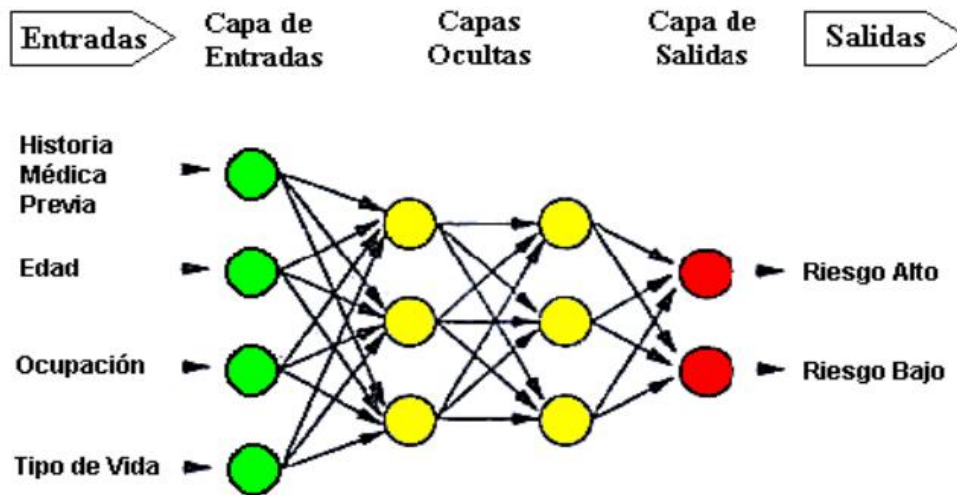
Una primera capa de entradas, que recibe información del exterior.

Una serie de capas ocultas (intermedias), encargadas de realizar el trabajo de la red.

Una capa de salidas, que proporciona el resultado del trabajo de la red al exterior.

El número de capas intermedias y el número de neuronas de cada capa dependerá del tipo de aplicación al que se vaya a destinar la red neuronal (fig. 1).

Fig. 1. Esquema de una Red Neuronal antes del entrenamiento



Los círculos representan neuronas, mientras que las flechas representan conexiones entre las neuronas.

Redes Neuronales Autoorganizadas

Las Redes Neuronales Autoorganizadas (RNA) pertenecen a la familia de las redes competitivas y como en estas, se componen de dos capas: la capa de entrada y la de salida.

No es sino hasta la década de los 80 que Teuvo Kohonen (1982) introduce en las redes competitivas el concepto de Función de Vecindad, creando además los Mapas de Rasgos Autoorganizados o Self-Organizing Feature Maps (SOFM). Dicha función consiste en la definición del entorno alrededor de la neurona ganadora como los pesos de las neuronas pertenecientes a la vecindad.

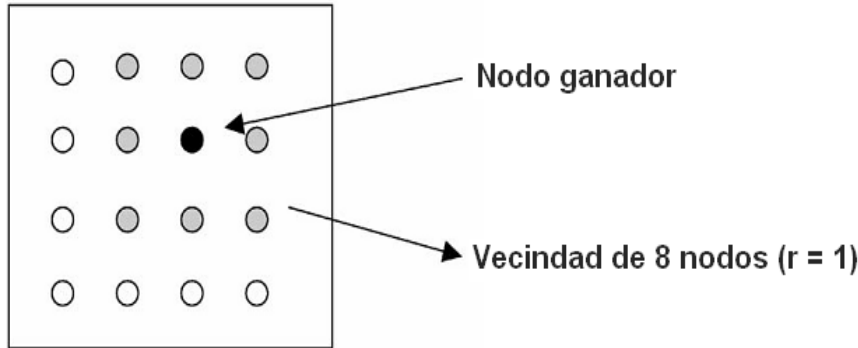
Lo que hacen los SOFM es una tarea de clasificación, ya que la neurona de salida activada ante una entrada, representa la clase a la que pertenece dicha información de entrada. Además, como ante otra entrada parecida se activa la misma neurona de salida, u otra cercana a la anterior, debido a la semejanza entre las clases, se garantiza que las neuronas topológicamente próximas sean sensibles a entradas físicamente similares.

Un conjunto de datos, al cual no se le conozca un orden predeterminado, se puede clasificar, ordenar, mediante una red SOFM.

En las redes de Kohonen la capa de entrada está completamente conectada a una capa bidimensional. Durante el proceso de entrenamiento, los datos son introducidos a la red mediante los elementos de procesamiento (neuronas) en la capa de entrada. Un patrón de entrada x_k ($k = 1, \dots, K$) se denota por un vector como: $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km})$ donde x_{ki} es la i -ésima señal en el patrón y m es el número de señales de entrada en cada patrón. Un patrón de entrada incide simultáneamente en las neuronas de una capa bidimensional de Kohonen. Asociado a los N neuronas en la $n \times n$ ($N = n \times n$) capa de Kohonen, hay un vector de pesos denotado por $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})$, donde w_{ij} es el peso asociado al nodo i correspondiente a la j -ésima señal de un vector de entrada.

La **fig. 2** muestra la arquitectura de una capa de Kohonen de 4 x 4 y la definición de vecindad de neuronas con distancia radial ($r = 1$). En general, mientras más alejado se encuentra un nodo del nodo ganador, menor es la amplitud del vecindario y por tanto, menor es el grado de actualización del vector de pesos del nodo.

Fig. 2. Capa de Kohonen de 4 x 4 y definición de neuronas vecinos con distancia radial ($r = 1$)



Durante el proceso de aprendizaje se van presentando diferentes patrones de entrada y cada uno de ellos se va identificando con una neurona ganadora y su vecindad. Al tiempo que aumenta el número de patrones de entrada presentados, disminuye el tamaño de la vecindad.

El algoritmo de aprendizaje utilizado para establecer los valores de los pesos de las conexiones entre las N neuronas de entrada y las M de salida es el siguiente:

Inicializar los pesos (w_{ij}) con valores aleatorios pequeños y fijar la zona inicial de vecindad entre las neuronas de salida.

Presentar una entrada en forma de vector $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km})$ donde los componentes del vector x_k serán números reales.

Determinar la neurona vencedora de la capa de salida, la cual será la que tenga el valor más parecido al patrón de entrada x_k . Para ello se calculan las distancias o diferencias entre ambos vectores, considerando una por una todas las neuronas de salida.

$$d = \sqrt{\sum_{k=1}^N (w_{ik} - x_k)^2}$$

Localizada la neurona vencedora (j^*), se actualizan los pesos de las conexiones entre las neuronas de entrada y dicha neurona, así como los de las conexiones entre las de entrada y las neuronas vecinas de la vencedora.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) (x_{ki} - w_{ij}(t))$$

$\alpha(t)$: Coeficiente de aprendizaje, con un valor entre 0 y 1, el cual decrece con cada iteración.

El proceso se debe repetir, volviendo a presentar todo el juego de patrones de aprendizaje.

El algoritmo puede ser detenido cuando (1) el error $E < \varepsilon$; (2) cuando después de cierta cantidad de iteraciones el $\Delta E < \varepsilon$; (3) después del análisis del error y la varianza de este; entre otros.

De lo anterior, se puede diferenciar el proceso de aprendizaje en dos fases:

La ordenación: donde se identifican las neuronas ganadoras y su vecindad.

El Ajuste Fino: donde se especializan las neuronas ganadoras. En esta fase el radio de la vecindad es igual a 1, reduciéndola a la neurona ganadora.

Cuanto mayor es el número de patrones iguales presentados, más neuronas se especializan en ese patrón. El número de neuronas que se especializan en reconocer un patrón de entrada depende de la probabilidad de aparición de este patrón. De este modo, el mapa resultante aproxima la forma de la función de densidad de probabilidad del espacio sensorial. La cantidad de neuronas concentradas en una región muestran la mayor probabilidad de aparición de ese tipo de patrones.

Los mapas autoorganizados han sido utilizados desde comienzos de la década de los 80 y se han adaptado rápidamente en la ingeniería y otros campos del conocimiento. Algunas de sus aplicaciones se detallan en Self-organizing Maps (Kohonen, 1997). En tanto que Visual Explorations in Finance (Deboeck y Kohonen, 2000) se profundiza en el análisis exploratorio de los datos, en el “data mining”, y en una perspectiva global de los métodos tradicionales de clasificación (cluster) y visualización de los datos, que se particulariza para el análisis de los mercados financieros y para la detección de estructuras subyacentes en los datos económicos.

Redes neuronales autoorganizadas y clasificación multicriterio

El estudio se desarrolló a partir del análisis de una muestra de 31 renglones del almacén central de la empresa “Astilleros del Oriente”. Dicha muestra estuvo conformada por renglones de las familias “Aceros”, “Materiales de corte y soldadura”, “Carpintería” y “Electricidad”. Los renglones analizados fueron, a criterio de los especialistas de la empresa, los más representativos en el proceso productivo.

Para llevar a cabo el proceso de clasificación se construyó y entrenó una red neuronal del tipo autoorganizado con una topología hexagonal, dispuesta en un mapa de 6x6 neuronas.

Para su entrenamiento se utilizaron las siguientes variables:

Valor del producto (Val-Prod)

Valor de las existencias (Val-Exist)

Tiempo de entrega (T-Ent)

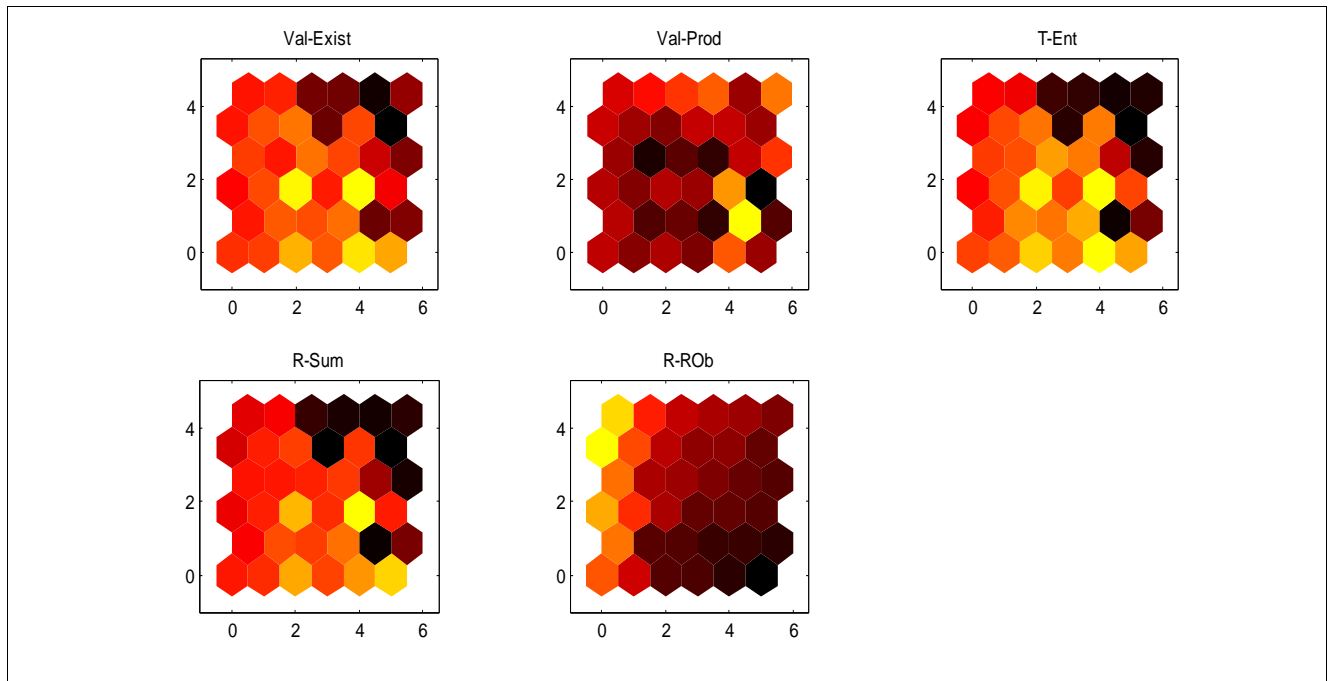
Riesgo en el suministro (R-Sum)

Riesgo de robo y obsolescencia (R-ROb)

Para el análisis se utilizó como herramienta en el procesamiento de la información de partida, la Neural Network Toolbox® 8.0 del software profesional MATLAB® 8.0.

El primer análisis realizado consiste en la desagregación de las variables en mapas autoorganizados individuales (fig. 2) que representan la distribución de densidad de las mismas. Al analizar a estos mapas se puede observar una cierta correlación entre el “Tiempo de entrega” y el “Riesgo en el suministro”.

Utilizando técnicas de lógica borrosa, la red neuronal establece hasta cinco grupos diferenciados (fig. 3), cada uno de los cuales contiene a los renglones que presentan el mismo patrón de comportamiento.

Fig.3. Mapas Autoorganizados de las variables analizadas

Fuente: MATLAB 8.0

Las características que definen a cada grupo se muestran en la **tabla 1**.

Tabla 1. Características del inventario por grupos						
Nombre	Color	Val_Prod	Val_Exist	T_Ent	R_Sum	R_ROb
1	Amarillo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Medio
2	Naranja	Medio	Bajo	Bajo	Medio-bajo	Medio
3	Azul claro	Medio	Medio-bajo	Medio	Medio	Bajo
4	Rojo	Medio	Medio-bajo	Medio	Medio-alto	Medio
5	Azul oscuro	Alto	Alto	Alto	Alto	Medio-bajo

Finalmente, en la **tabla 2**, se muestra la distribución de renglones en cada uno de los grupos anteriores.

Tabla 2. Distribución de los renglones por grupos			
Nombre	Color	Renglones	Total de renglones
1	Amarillo	2, 4, 5, 9, 17, 18, 25, 30, 31	9
2	Naranja	3, 7, 8, 20, 21, 23, 37	7
3	Azul claro	1, 10, 11, 14, 22, 26, 29	7
4	Rojo	12, 16, 24, 19	4
5	Azul oscuro	6, 13, 15, 19	4

Tal como puede apreciarse, la red neuronal clasifica en los mejores y peores grupos a cada uno de los renglones analizados atendiendo a los parámetros de selección escogidos. Al comparar los resultados de la tabla 2 con la clasificación mediante la aplicación del criterio de Pareto, se puede distinguir una clara diferencia en cuanto a los rangos de clasificación. Mientras que el análisis clásico propone tres rangos de

clasificación (A, B y C), a partir de la aplicación del análisis de Redes Neuronales Autoorganizadas el número de rangos varía en dependencia de la cantidad de patrones subyacentes en el grupo de datos analizados.

En el caso analizado, asciende a cuatro el número de renglones que requieren de mayor atención por parte de la empresa (grupo 5), representando el 12,9% del total analizado. Estos pueden considerarse críticos debido a que en proporción al valor del inventario total, su valor es muy alto. Por otra parte, son renglones cuyas existencias son excesivas pudiendo traer como consecuencia el aumento de los costos de almacenamiento y pérdidas por concepto de obsolescencia.

La empresa debe controlar rigurosamente los renglones clasificados como grupo 5. Para estos renglones se propone establecer niveles de servicios diferenciados y criterios de esencialidad en la determinación del inventario de seguridad de los mismos, así como valorar la disminución de los niveles de inventario para los artículos con índices de rotación inferior al promedio de la zona de clasificación.

Para los clasificados como grupos 3 y 4, la entidad debe evaluar si la carencia del producto en el inventario puede ocasionar una ruptura en el proceso de producción y en dependencia de esto, establecer niveles medios de control; así como niveles de control menos rigurosos para el resto de los renglones.

CONCLUSIONES

Los métodos y técnicas de clasificación multicriterio aún no han sido convertidos en herramientas de trabajo operativas y su aplicación continúa siendo un reto para la administración en las empresas productivas y de servicios.

Las Redes Neuronales Artificiales, en particular las Autoorganizadas, constituyen una herramienta de gran eficacia como método de análisis capaz de identificar categorías y relaciones subyacentes en una base de datos, imposibles de detectar por otros métodos de análisis menos flexibles.

De los 31 renglones analizados, 4 fueron clasificados en el grupo de renglones con comportamiento crítico para la empresa, presentando altos niveles de valor del producto, valor de las existencias, prolongados periodos de entrega, así como niveles altos de riesgo por conceptos de suministro, robo y obsolescencia. La empresa debe controlar rigurosamente los renglones clasificados dentro de este grupo pues cualquier exceso o carencia de los mismos implicaría un impacto negativo en los resultados económicos. Para el resto, establecer niveles de control desde medios hasta menos rigurosos.

REFERENCIAS

CAKIR, O. y CANBOLAT, M. S. (2008). A web-based decision support system for multi-criteria inventory classification using fuzzy AHP methodology, *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 35 (3), 1367-1378.

CHRISTOPHER, M. (1994). *Logística y aprovisionamiento*. Barcelona: Folio.

COMPANYS, P. R. y COROMINAS, S. A. (2003). *Dirección de operaciones*. España: Universitat Oberta de Catalunya.

DEBOECK, G. y KOHONEN, T. (2000). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. Berlín: autores.

GÓMEZ, M. y ACEVEDO, J. A. (2000). *Logística del aprovisionamiento*. Colombia: Ed. Corporación John F. Kennedy.

HEIZER, J. y RENDER, B. (2001). *Dirección de la producción: decisiones estratégicas y tácticas* (6a ed.). España: Ed. Prentice Hall.

KOHONEN, T. (1982). Self-Organized formation of topological correct feature maps, *Biological Cybernetics*, 43 (1), 59-69.

KOHONEN, T. (1997). *Self-Organizing Maps*. Berlin: SpringerVerlag, 1997.

LARRAÑETA, J., ONIEVA, L. y LOZANO, S. (1998). *Métodos modernos de gestión de la producción*. España: Ed. Alianza.

LEVY, D. L. (1997). Lean production in an international supply chain. *Sloan Management Review*, 38 (2), 94-101.

LIBERMAN, M. B., HELPER, S. y DEMEESTER, L. (1999). The empirical determinants of inventory levels in high-volume manufacturing. *Production and Operations Management* (1), 44-45.

PRIDA, B. y GUTIÉRREZ, C. G. (1996). Logística de aprovisionamiento: el cambio en las relaciones proveedor-clientes, un nuevo desafío para la empresa del siglo XXI. España: Ed. McGraw Hill Interamericana.

RAMANATHAN, R. (2006). ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization". *Computers & Operations Research*, 33 (3), 695-700.

WESTON, J. F. y COPELAND, T. (1996). *Manual de administración financiera*. Colombia: Ed. McGraw Hill.